

# 考虑源-网-荷-储侧设备的微网协调运行控制策略研究

竺建国<sup>1</sup>, 李琪<sup>2</sup>, 翁秉宇<sup>2</sup>, 杨建立<sup>2</sup>, 叶木生<sup>2</sup>, 谢涌<sup>1</sup>

(1. 宁波送变电建设有限公司甬城配电建设分公司, 浙江 宁波 315000;

2. 国网浙江省电力有限公司宁波供电公司, 浙江 宁波 315000)

**摘要:** 源网荷储协调运行控制是一种可实现能源资源最大化利用的运行模式和技术, 可通过多能流交互形式经济、高效和安全地提高电力系统功率动态平衡能力。该文研究了由可再生能源发电-微网-临界可控负荷-储能组成的系统的分布式控制策略。文中建立了源网荷储系统模型, 证明最优控制问题可以改写为分布式混合整数线性规划 (mixed integer linear programming, MILP)。将两阶段随机规划方法应用于分布式 MILP, 并表明该问题也可以转化为分布式 MILP, 考虑的问题既是大规模的 (即具有大量优化变量) 又包括混合整数 (即某些变量被限制为整数)。提出一种新的算法方法来解决这种分布式 MILP, 该方法经过适当修改以处理随机场景, 并给出了约束违反的理论上限, 将所提出的方法应用于具有大量设备的模拟场景进行测试, 仿真结果验证了所提出方法的有效性。

**关键词:** 源-网-荷-储; 协调控制; 新型电力系统

**DOI:** 10.19753/j.issn1001-1390.2026.03.012

中图分类号: TM93

文献标识码: A

文章编号: 1001-1390(2026)03-0114-12

## Research on coordinated operation control strategy of microgrid considering the source-grid-load-storage side equipment

ZHU Jianguo<sup>1</sup>, LI Qi<sup>2</sup>, WENG Bingyu<sup>2</sup>, YANG Jianli<sup>2</sup>, YE Musheng<sup>2</sup>, XIE Yong<sup>1</sup>

(1. Yongcheng Distribution Network Construction Branch, Ningbo Power Transmission and Transformation Construction Co., Ltd., Ningbo 315000, Zhejiang, China. 2. Ningbo Power Supply Company, State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Ningbo 315000, Zhejiang, China)

**Abstract:** Source-grid-load-storage coordinated operation control is an operation mode and technology that can maximize the utilization of energy resources, and can economically, efficiently and securely improve the power dynamic balance capability of power systems through the form of multi-energy flow interaction. This paper investigates the distributed control strategy of the system composed of renewable energy generation-microgrid-critical controllable load-energy storage. The source-grid-load-storage system model is established. It is shown that the optimal control problem can be rewritten as distributed mixed integer linear programming (MILP). A two-stage stochastic programming approach is applied to distributed MILP and it is shown that the problem can also be transformed into distributed MILP, considering problems that are both large-scale (i. e., with a large number of optimization variables) and mixed-integer (i. e., where some of the variables are constrained to be integers). A new algorithmic approach is proposed to solve such distributed MILPs, which is appropriately modified to handle stochastic scenarios and gives theoretical upper bounds on constraint violations. The proposed method is tested by applying it to a simulated scenario with a large number of devices, and the simulation results validate the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** source-grid-load-storage, coordinated control, novel power system

### 0 引言

可再生能源的大量接入给微网控制领域带来了新挑战<sup>[1-2]</sup>。为此, 基于优化的方法开始大量应

用于微网控制。但是, 该类方法通常需要在每个节点收集问题数据, 属于集中式方法, 这可能会导致单点故障<sup>[3]</sup>。分布式优化方法很有前景, 它可解决空间分布数据的优化问题, 甚至在故障情况下提高电网弹性<sup>[4-6]</sup>。

基金项目: 国家电网公司科技项目(5211NB23000U)

在文献[7]中,考虑了一种可再生能源和需求方参与的能源和储能调度的微网随机优化方法。文献[8]研究了具有可再生能源的微网随机机组组合和经济调度问题,并考虑了储能的运行成本。另一类方法是混合整数线性规划(mixed integer linear programming, MILP)。文献[9]中提出了一种微网的 MILP 最优控制方法,考虑了一种 MILP,并对孤岛模式微网进行了实验验证。在文献[10]中,提出了一种负荷最优转移的 MILP 方法。在文献[11]中,将模型预测控制和 MILP 方法相结合,在实验中测试了滚动优化范围。虽然这些文献考虑了微网多方面特点,但它们都属于集中式优化技术,需要选择其中一个节点作为主节点,从而引入了可扩展性不足缺陷。

由于能源网络本质上是分布式的,因此经常需要基于图论的分布式方法。文献[12]概述了微网的分布式控制方法。在文献[13]中,提出了一种分布式无功优化补偿方法。文献[14]提出了优化能源管理的分布式算法。文献[15]研究了一种分布式反馈控制策略,以最小化发电成本。然而,这些研究都没有提出一个分布式的考虑源-网-荷储的全面控制策略。MILP 非凸,是 NP-hard 问题,因此大规模优化问题只能在有限时间窗口内进行次优求解。在这方面,文献[16-17]中提出了分布式算法来计算 MILP 可行解。具体地说,文献[16]提出的是基于具有迭代限制机制的对偶分解方法,而文献[17]考虑了对耦合约束具有固定限制的原始分解方案。然而,这两种方法都需要有界的约束集,并且可能会受到耦合约束限制。

研究了基于发电机组、可再生能源、电网连接、负荷和储能的源-网-荷-储分布式随机微网控制问题。首先建立了微网模型。然后,证明了最优控制问题可重塑为分布式 MILP。将两阶段随机优化方法应用于分布式 MILP 问题。所考虑的优化问题既是大规模问题(即具有大量优化变量)又是混合整数问题(即某些变量为整数)。此外使用没有中央协调的点对点协议。从求解算法的角度来看,这三个挑战使问题求解变得非常复杂。提出一种新方法来解决这种分布式 MILP,以应对可再生能源发电随机场景。所提出求解算法在每次迭代时提供了两阶段随机问题的一个可行解,同时保留了每个节点的重要数据。随着算法推进,对功率平衡约束的

预期违反情况减少。对于算法提供的渐近解,证明了违反功率平衡约束的上界。然后将所提出的控制方法应用于测试系统,使用文献[18]中的开源历史数据,对测试系统能源生产/消费进行了真实模拟。基于这些数据训练了一个生成对抗网络(generative adversarial net, GAN),并使用它来生成能源产生/消耗样本。将生成数据用来进行蒙特卡罗数值实验,以显示所提出算法的有效性。

文章结构如下:在第 2 节中,描述了考虑源-网-荷-储的微网随机最优控制模型。在第 3 节中,将问题转化为一个分布式 MILP 问题,并应用了两阶段随机优化方法。在第 4 节中,描述了所提出的分布式求解算法,并提供了关于最坏情况下约束违反的理论上限,而在第 5 节中,讨论了在具有大量设备和真实合成数据场景中的蒙特卡罗数值模拟结果。第 6 节对全文进行了总结。

### 1 源-网-荷-储随机最优控制模型

$N \in \mathbb{N}$  表示系统中的机组数;  $\mathcal{I} = \{1, \dots, N\}$  表示机组集合;  $K \in \mathbb{N}$  表示最优控制的预测时域;  $\varepsilon > 0$  表示机器学习中的较小数;  $i \in \mathcal{I}_{\text{STOR}}$  表示储能机组标签;  $z_i(k) \in \mathbb{R}$  表示  $k$  时刻的储能荷电状态;  $u_i(k) \in \mathbb{R}$  表示  $k$  时刻与储能机组交换的功率(充电时为正,放电时为负);  $\delta_i(k)$  表示  $k$  时刻的储能机组充电状态(充电时为 1,放电时为 0);  $\gamma_i(k)$  表示辅助优化变量;  $\eta_i^c, \eta_i^d$  分别表示储能充放电效率;  $z_i^{\text{pl}}$  表示能量损失。

所考虑的电网由  $N$  个机组组成,划分如下。储能机组集合为  $\mathcal{I}_{\text{STOR}}$ ,发电机组集合为  $\mathcal{I}_{\text{GEN}}$ ,可再生能源机组集合为  $\mathcal{I}_{\text{REN}}$ ,关键负荷集合为  $\mathcal{I}_{\text{LO}}$ ,可控负荷集合为  $\mathcal{I}_{\text{CL}}$ ,与电网的一次连接集合为  $\mathcal{I}_{\text{GRID}}$ 。因此,所有机组集合可以写成:

$$\mathcal{I} = \{1, \dots, N\} = \mathcal{I}_{\text{STOR}} \cup \mathcal{I}_{\text{GEN}} \cup \mathcal{I}_{\text{REN}} \cup \mathcal{I}_{\text{LO}} \cup \mathcal{I}_{\text{CL}} \cup \mathcal{I}_{\text{GRID}} \quad (1)$$

其中,集合  $\mathcal{I}_{\text{STOR}}, \mathcal{I}_{\text{GEN}}, \mathcal{I}_{\text{REN}}, \mathcal{I}_{\text{LO}}, \mathcal{I}_{\text{CL}}$  和  $\mathcal{I}_{\text{GRID}}$  两两互不相交。文中将这些集合称为代理。在下文将分别描述每种类型代理,并介绍最优控制问题。最优控制预测范围为  $K \in \mathbb{N}$ 。

#### 1.1 储能设备

对于储能机组  $i \in \mathcal{I}_{\text{STOR}}$ , 设  $z_i(k) \in \mathbb{R}$  为时刻  $k$  时的储能状态,且设  $u_i(k) \in \mathbb{R}$  表示时刻  $k$  时与储能机组交换的功率(充电时为正,放电时为负)。时刻  $k$  时充放电模型可表示为  $z_i(k+1) = z_i(k) + \eta_i u_i(k) -$

$z_i^{\text{PL}}$ , 其中  $\eta_i$  为充电效率, 而  $z_i^{\text{PL}}$  表示能量损失。充电模式时  $u_i(k) \geq 0, \eta_i = \eta_i^c, 0 < \eta_i^c$ ; 放电模式时  $u_i(k) < 0, \eta_i = 1/\eta_i^d, \eta_i^d < 1$ 。因此, 充放电模型是分段线性的。为了解决这个问题, 使用了混合整数不等式<sup>[19]</sup>, 对所有  $k$  引入: 开关状态变量  $\delta_i(k) \in \{0, 1\}$  和辅助优化变量  $\gamma_i(k) \triangleq \delta_i(k) u_i(k) \in \mathbb{R}$ , 其中  $u_i(k)$  表示交换功率。当且仅当  $u_i(k) \geq 0$  时  $\delta_i(k)$  为 1 (即在  $k$  时的储能机组处于充电状态)。储能机组  $i$  的模型如下:

$$z_i(k+1) = z_i(k) + \left( \eta_i^c - \frac{1}{\eta_i^d} \right) \gamma_i(k) + \frac{1}{\eta_i^d} u_i(k) - z_i^{\text{PL}} \quad (2)$$

$$\mathbf{E}_i^1 \delta_i(k) + \mathbf{E}_i^2 \gamma_i(k) \leq \mathbf{E}_i^3 u_i(k) + \mathbf{E}_i^4 \quad (3)$$

$$z_i^{\text{MIN}} \leq z_i(k) \leq z_i^{\text{MAX}} \quad (4)$$

$$z_i(0) = z_{i,0} \quad (5)$$

式中:  $z_i^{\text{PL}}$  表示能量损失;  $z_i^{\text{MIN}}, z_i^{\text{MAX}}$  分别表示最大与最小荷电状态;  $z_{i,0}$  表示初始荷电状态;  $\mathbf{E}_i^1 \sim \mathbf{E}_i^4$  表示系数矩阵。

式(1)表示储能充放电模型, 式(3)给出表示逻辑约束的混合整数不等式, 式(4)给出储能状态约束 ( $0 < z_i^{\text{MIN}} < z_i^{\text{MAX}}$ ), 式(5)给出初始条件 ( $z_{i,0} \in \mathbb{R}$  是储能机组  $i$  的初始状态)。式(3)中的矩阵为:

$$\mathbf{E}_i^1 = \begin{bmatrix} C_i \\ -(C_i + \varepsilon) \\ C_i \\ C_i \\ -C_i \\ -C_i \end{bmatrix}, \mathbf{E}_i^2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ -1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}, \mathbf{E}_i^3 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \\ -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$\mathbf{E}_i^4 = \begin{bmatrix} C_i \\ -\varepsilon \\ C_i \\ C_i \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

其中  $C_i > 0$  是极限输出功率,  $\varepsilon > 0$  表示较小数。与每个储能  $i$  相关联的运行和维护成本为:

$$J_i = \sum_{k=0}^{K-1} \zeta_i |u_i(k)| = \sum_{k=0}^{K-1} \zeta_i (2\gamma_i(k) - u_i(k)) \quad (7)$$

其中  $\zeta_i > 0$  是每单位交换功率的运行和维护成本,  $2\gamma_i(k) - u_i(k) = |u_i(k)|$  是与储能交换功率的

绝对值。

## 1.2 发电机组

对于发电机  $i \in \mathbb{I}_{\text{GEN}}, u_i(k) \in \mathbb{R}$  表示时间  $k$  时的发电量,  $u_i(k) \geq 0$ 。由于发电机可以开启或关闭, 与储能机组类似, 设置辅助变量  $\delta_i(k) \in \{0, 1\}$ , 当且仅当  $u_i(k) > 0$  时  $\delta_i(k)$  为 1。必须考虑发电机运行条件限制。也就是说, 如果发电机开启或关闭, 机组必须保持一定的开启或关闭最小时间量。这一逻辑约束由以下不等式建模:

$$\begin{cases} \delta_i(k) - \delta_i(k-1) \leq \delta_i(\tau) \\ \tau = k+1, \dots, \min(k + T_i^{\text{UP}} - 1, K) \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \delta_i(k-1) - \delta_i(k) \leq \delta_i(\tau) \\ \tau = k+1, \dots, \min(k + T_i^{\text{DOWN}} - 1, K) \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $T_i^{\text{UP}}$  和  $T_i^{\text{DOWN}}$  是发电机组  $i$  的最小爬坡和停止时间。潮流约束和爬坡约束分别由以下公式建模:

$$u_i^{\text{MIN}} \delta_i(k) \leq u_i(k) \leq u_i^{\text{MAX}} \delta_i(k) \quad (10)$$

$$-r_i^{\text{MAX}} \delta_i(k) \leq u_i(k) - u_i(k-1) \leq r_i^{\text{MAX}} \delta_i(k) \quad (11)$$

式中:  $u_i^{\text{MAX}} \geq u_i^{\text{MIN}} \geq 0$  表示可由发电机组  $i$  产生的最大和最小功率, 而  $r_i^{\text{MAX}} \geq 0$  表示最大爬坡。

发电机组的成本由三部分组成: 1) 发电成本; 2) 启动/停机成本; 3) 运行和维护成本。发电成本考虑具有适当分段线性化,  $S_i^\ell, s_i^\ell \in \mathbb{R}$  表示线性化参数, 即  $\max_\ell (S_i^\ell u_i(k) + s_i^\ell)$ 。每次  $k \in \{0, \dots, K-1\}$  时的启动和关闭成本  $\theta_i^U, \theta_i^D$  分别为:

$$\begin{cases} \theta_i^U(k) = \max\{0, \kappa_i^U(k) [\delta_i(k) - \delta_i(k-1)]\} \\ \theta_i^D(k) = \max\{0, \kappa_i^D(k) [\delta_i(k-1) - \delta_i(k)]\} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\kappa_i^U(k), \kappa_i^D(k) > 0$  是时刻  $k$  的启动和停机成本。运行和维护成本等于  $\zeta_i \delta_i(k)$ , 其中  $\zeta_i > 0$  是成本系数 (假设发电机关闭时没有成本)。因此, 每个发电机组  $i$  的成本为:

$$J_i = \sum_{k=0}^{K-1} \left[ \max_\ell (S_i^\ell u_i(k) + s_i^\ell) + \zeta_i \delta_i(k) + \theta_i^U(k) + \theta_i^D(k) \right] \quad (13)$$

成本函数具有内部最大化, 因此是非线性的。然而, 由于要使成本最小化, 可以通过引入文献 [20] 中所述的外延变量将其重塑为线性函数, 如下所示。对于发电成本, 用外延变量  $v_i(k) \in \mathbb{R}$  来代替, 并施加约束:

$$v_i(k) \geq S_i^\ell u_i(k) + s_i^\ell \quad \forall \ell \quad (14)$$

类似地,可以将  $\theta_i^u, \theta_i^d \in \mathbb{R}$  视为外延变量并给出约束:

$$\theta_i^u(k) \geq \kappa_i^u(k) [\delta_i(k) - \delta_i(k-1)] \quad (15)$$

$$\theta_i^d(k) \geq \kappa_i^d(k) [\delta_i(k-1) - \delta_i(k)] \quad (16)$$

$$\theta_i^u(k) \geq 0 \quad (17)$$

$$\theta_i^d(k) \geq 0 \quad (18)$$

因此,得到了发电机组  $i$  的成本函数:

$$J_i = \sum_{k=0}^{K-1} [v_i(k) + \theta_i^u(k) + \theta_i^d(k) + \zeta_i \delta_i(k)] \quad (19)$$

### 1.3 可再生能源

考虑两种类型的可再生能源,即风力发电和太阳能发电。不对可再生能源使用物理或动态模型,而是使用预测器来生成电力生产场景。由于具有海量历史数据集,基于神经网络的预测具有极高准确性。关于场景生成的更多细节见第 5.1 节。还将使用这项技术来生成电力需求预测。这些机组仅通过它们在每个时刻  $k$  产生的功率(表示为  $P_i(k) \geq 0$ )来满足功率平衡约束,并且没有相关联的成本。 $P_i(k)$  事先未知,并且在推导上须建模为具有一定概率分布的随机变量。在随后推导中,假设  $P_i$  的分布已经离散到有限数量场景中。由于将使用两阶段随机优化方法,使用场景生成器来获得  $P_i(k)$ ,在第 3 节中进行更详细地讨论。

### 1.4 负荷

考虑了两类负荷,即关键负荷和可控负荷。对于关键负荷  $i \in \mathbb{I}_{LO}$ ,用时间  $k$  的预测消耗量  $D_i(k)$  表示,假设是给定的。这类机组没有优化变量,但是必须在功率平衡中考虑(参见第 2.6 节)。

对于可控负荷  $i \in \mathbb{I}_{CL}$ ,设  $D_i(k)$  为时间  $k$  的预测消耗量。在微电网出现能源短缺的情况下,可以减少可控负荷的消耗,以满足电力平衡约束。用削减系数  $\beta_i(k) \in [\beta_i^{\min}, \beta_i^{\max}]$  来量化,其中  $0 \leq \beta_i^{\min} \leq \beta_i^{\max} \leq 1$  是允许削减的界限。因此,在时间  $k$  的实际功耗是  $(1 - \beta_i(k))D_i(k)$ ,如果  $\beta_i(k) = 0$ ,则不存在削减。削减系数是一个优化变量,可以自由选择,如果可减少成本,即使不存在能源短缺时  $\beta_i(k)$  也可大于 0。必须施加以下约束:

$$\beta_i^{\min} \leq \beta_i(k) \leq \beta_i^{\max} \quad (20)$$

假设发电的成本与削减的总功率成正比,因此,可控负荷  $i$  的成本函数为:

$$J_i = \sum_{k=0}^{K-1} \varphi_i D_i(k) \beta_i(k) \quad (21)$$

式中: $\varphi_i > 0$  是惩罚权重。

### 1.5 上级电网连接

对于与上级电网  $i \in \mathbb{I}_{GRID}$  的连接, $u_i(k) \in \mathbb{R}$  表示与上级电网交换的功率水平。上级电网输入时  $u_i(k) \geq 0$ 。如前所述,由于购电价格不同于售电价格,考虑辅助优化变量  $\delta_i(k) \in \{0, 1\}$  和  $\phi_i(k) \in \mathbb{R}$ 。当且仅当  $u_i(k) \geq 0$  时  $\delta_i(k) = 1$  (即电力从上级电网输入)。变量  $\phi_i(k)$  表示进口(出口)能源的总支出(收入)。 $\phi_i^p(k), \phi_i^s(k) \geq 0$  分别表示购电和售电价格,如果  $\delta_i(k) = 1$ ,则满足  $\phi_i(k) = \phi_i^p(k)u_i(k)$ ,当  $\delta_i(k) = 0$  时,满足  $\phi_i(k) = \phi_i^s(k)u_i(k)$ 。 $P_i^{\max}$  表示最大可交换功率,相应的混合整数不等式为:

$$\mathbf{E}_i^1 \delta_i(k) + \mathbf{E}_i^2 \phi_i(k) \leq \mathbf{E}_i^3(k) u_i(k) + \mathbf{E}_i^4 \quad (22)$$

其中矩阵定义为:

$$\mathbf{E}_i^1 = \begin{bmatrix} P_i^{\max} \\ -P_i^{\max} - \varepsilon \\ M_i \\ M_i \\ -M_i \\ -M_i \end{bmatrix}, \mathbf{E}_i^2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ -1 \\ 1 \\ -1 \\ -1 \end{bmatrix}, \mathbf{E}_i^3(k) = \begin{bmatrix} P_i^{\max} \\ -\varepsilon \\ M_i^p(k) \\ -\phi^p(k) \\ \phi^s(k) \\ -\phi^s(k) \end{bmatrix}, \mathbf{E}_i^4 = \begin{bmatrix} M_i \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (23)$$

式中: $M_i = P_i^{\max} \cdot \max_k (\phi^p(k), \phi^s(k))$ ;  $P_i^{\max}$  表示最大交换功率。很明显,与上级电网连接相关的成本是:

$$J_i = \sum_{k=0}^{K-1} \phi_i(k) \quad (24)$$

### 1.6 功率平衡约束与最优控制

电气平衡必须在任意  $k$  处满足,即:

$$u_{\mathbb{I}_{GRID}}(k) = \sum_{i \in \mathbb{I}_{STOR}} u_i(k) - \sum_{i \in \mathbb{I}_{GEN}} u_i(k) + \sum_{i \in \mathbb{I}_{CL}} [1 - \beta_i(k)] D_i(k) + \sum_{i \in \mathbb{I}_{LO}} D_i(k) - \sum_{i \in \mathbb{I}_{REN}} P_i(k) \quad (25)$$

预测范围的长度是  $K \in \mathbb{N}$ 。所考虑的最优控制问题目标函数及约束如式(26)所示,该问题也是一个多目标线性规划问题。

$$\begin{cases} \min_u \sum_{k=0}^{K-1} \left[ \phi_{\text{GRID}}(k) + \sum_{i \in I_{\text{GEN}}} \left( \zeta_i \delta_i(k) + v_i(k) + \theta_i^U(k) + \theta_i^D(k) \right) + \sum_{i \in I_{\text{CL}}} \phi_i D_i(k) \beta_i(k) + \sum_{i \in I_{\text{STOR}}} \left( \zeta_i (2\gamma_i(k) - u_i(k)) \right) \right] \\ \text{s. t.} \\ \text{式(1 ~ 6)、(8 ~ 11)、(14 ~ 18)、(22,23)、(25)} \end{cases} \quad (26)$$

在问题式(26)的表述中,功率平衡约束式(25)考虑了可再生能源的存在,包含  $P_i(k)$ ,它表示可再生能源  $i$  在预测范围的时间步长  $k$  处所产生的功率。因此,问题式(26)也是随机优化问题。

上述电网模型还可以扩展到考虑热负荷和热电联产机组的系统,只需要添加热平衡约束。到目前为止所描述的模型只考虑储能的实际物理特性,以便将问题的计算复杂性保持在较低水平。这是因为,在所考虑的时间尺度上不值得考虑发电机或其他机组的动态行为,因为它们只会发生在一个小得多的时间尺度上。出于同样原因,对于可再生能源,也是用外部工具根据历史数据生成可信的 24 小时发电曲线,而不是对机组的所有动态进行建模。这样,在保持较少优化变量的同时,适当地考虑了发电机组和可再生能源的基本特性。相反,在所考虑的时间尺度上,则需要明确跟踪每个时间段的储能情况。

## 2 随机优化

为了处理随机量  $P_i(k)$ ,基于文献[21]的思想,利用了两阶段随机优化方法。不是将两阶段随机方法直接应用于问题式(26),而是将其应用于问题式(26)的分布式重述。在这一部分中,首先介绍了问题式(26)的分布式重述,然后形式化了两阶段随机优化方法。即能够计算出问题的可行(一般为次优)解,并具有保证的性能,如第 4.2 节所述。

### 2.1 约束耦合重构

最优控制式(26)可以如下方式重新表述,使得问题的分布式结构变得更加明显。形式上,式(26)等价于如下随机约束耦合 MILP:

$$\begin{cases} \min_{x_1, \dots, x_N} \sum_{i=1}^N c_i^T x_i \\ \text{s. t.} \sum_{i=1}^N A_i x_i = b \\ x_i \in X_i^{\text{MILP}}, \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (27)$$

其中,对于所有  $i \in \{1, \dots, N\}$ ,决策向量  $x_i$  具有  $p_i, q_i \in \mathbb{N}$  的  $n_i = p_i + q_i$  分量( $c_i \in \mathbb{R}^{n_i}$ ),并且局部约束集的形式为:

$$X_i^{\text{MILP}} = P_i \cap (\mathbb{Z}^{p_i} \times \mathbb{R}^{q_i}) \quad (28)$$

式中: $P_i \subset \mathbb{R}^{p_i+q_i}$ 表示非空多面体;矩阵  $A_i \subset \mathbb{R}^{K \times n_i}$  和向量  $b \in \mathbb{R}^K$  耦合了变量之间的约束。代理集由  $I = I_{\text{STOR}} \cup I_{\text{GEN}} \cup I_{\text{REN}} \cup I_{\text{LO}} \cup I_{\text{CL}} \cup I_{\text{GRID}}$  组成。与问题式(27)相关联的术语“约束耦合”是因为约束  $\sum_{i=1}^N A_i x_i = b$  在所有变量  $x_1, \dots, x_N$  之间创建了链接,否则这些变量可以彼此独立地进行优化。为了实现上述的重新表述,为每种类型机组和右侧向量  $b$  指定  $x_i, c_i, X_i^{\text{MILP}}$  和  $A_i$ 。

1) 储能机组:每个储能机组  $i \in I_{\text{STOR}}$  的  $x_i$  由  $z_i(k), u_i(k), \gamma_i(k), \delta_i(k)$  组成  $z_i(k) \in \mathbb{R}$ 。  $X_i^{\text{MILP}}$  中的约束由式(1)给出,而成本函数为  $c_i^T x_i = \sum_{k=0}^{K-1} \zeta_i (2\gamma_i(k) - u_i(k))$ 。

2) 发电机组:每个发电机组  $i \in I_{\text{GEN}}$  的优化向量  $x_i$  由  $u_i(k), v_i(k), \theta_i^U(k), \theta_i^D(k) \in \mathbb{R}$  和  $\delta_i(k) \in \{0, 1\}$  组成。  $X_i^{\text{MILP}}$  中的约束由式(8) ~ 式(11)、式(14) ~ 式(18)给出,而成本函数为:

$$c_i^T x_i = \sum_{k=0}^{K-1} \left( \zeta_i \delta_i(k) + v_i(k) + \theta_i^U(k) + \theta_i^D(k) \right) \quad (29)$$

3) 关键负荷:对于关键负荷  $i \in I_{\text{LO}}$ ,没有要优化的变量,但在耦合约束中必须考虑这些变量。

4) 可控负荷:对于每个可控负荷  $i \in I_{\text{CL}}$ ,优化向量  $x_i$  由  $\beta_i(k) \in \mathbb{R}$  的序列组成,约束由式(20)给出。成本函数为:

$$c_i^T x_i = \sum_{k=0}^{K-1} \varphi_i D_i(k) \beta_i(k) \quad (30)$$

5) 与上级电网连接:对于  $i \in I_{\text{GRID}}$ ,优化向量  $x_i$  由  $u_i(k), \phi_i(k) \in \mathbb{R}$  和  $\delta_i(k) \in \{0, 1\}$  的序列组成。约束为式(22)、式(23),而成本函数为:

$$c_i^T x_i = \sum_{k=0}^{K-1} \phi_i(k) \quad (31)$$

6) 耦合约束:最后,耦合约束由式(25)给出,它可以通过适当的矩阵  $A_i$  和向量  $\sum_{i=1}^N A_i x_i = b$  来定义。具体地,用矩阵  $A_i \subset \mathbb{R}^{K \times n_i}$  使得:

$$[A_i x_i]_k = u_i(k) \quad \forall i \in I_{\text{STOR}} \quad (32)$$

$$[A_i x_i]_k = -u_i(k) \quad \forall i \in I_{\text{GEN}} \quad (33)$$

$$[A_i x_i]_k = -\beta_i(k) D_i(k) \quad \forall i \in \mathbb{I}_{CL} \quad (34)$$

$$[A_i x_i]_k = -u_i(k) \quad \forall i \in \mathbb{I}_{GRID} \quad (35)$$

而右侧向量  $b \in \mathbb{R}^K$  等于:

$$b = - \sum_{i \in \mathbb{I}_{CL}} D_i - \sum_{i \in \mathbb{I}_{LO}} D_i + \sum_{i \in \mathbb{I}_{REN}} P_i \quad (36)$$

式中:  $D_i \in \mathbb{R}^K$  和  $P_i \in \mathbb{R}^K$  表示所有时间  $k$  的  $D_i(k)$  和  $P_i(k)$  的序列。可再生资源产生的功率在问题式(27)中出现的右侧向量  $b$  中引入了随机性。

在所考虑的分布式问题中,假设每个代理  $i$  不知道整个问题信息,而是只知道耦合约束的局部代价向量  $c_i$ 、局部约束  $X_i^{MILP}$  及其矩阵  $A_i$ 。  $N$  个代理之间的信息交换根据基于图的通信模型进行。

$\mathcal{G} = (V, \mathcal{E})$  表示描述电网的无向连通图,其中  $V = \{1, \dots, N\}$  是顶点集,  $\mathcal{E}$  是边集。如果  $(i, j) \in \mathcal{E}$ , 则代理  $i$  可以与代理  $j$  通信,反之亦然。  $N_i$  表示代理  $i$  在  $\mathcal{G}$  中的邻域集合,即  $N_i = \{j \in V | (i, j) \in \mathcal{E}\}$ 。

## 2.2 两阶段随机优化方法

在当前形式的优化问题下,由于右侧向量  $b$  未知,问题式(27)实际上无法求解。为了处理这一问题,所提出的方法考虑一组可能出现的场景,然后制定和解决两阶段随机优化问题。

在这种不确定的情况下,必须“事先”(即在不知道随机向量  $b$  的实际值的情况下)选择一组控制策略  $u_i(k)$ , 例如增加或削减功率,以便在预期意义上最小化某个成本。然而,这些控制策略将不可避免地导致“事后”(即当可再生资源的实际发电量以及随机向量  $b$  值为已知时)违反平衡约束式(25)。为了弥补这种不可行性,必须采取弥补策略。这些策略与成本相关,并将对整个控制性能产生影响。在两阶段随机优化中,第一阶段优化变量是与控制策略相关的变量(即问题式(27)中的  $x_1, \dots, x_N$ ),而第二阶段优化变量(后面介绍)是与能源相关的变量。

用  $\omega$  表示包含所有可再生能源发电曲线的随机向量。假设  $\omega$  是一个有限的离散概率分布,用  $\pi_r$  表示每个  $\omega_r$  的概率,即  $\pi_r = \mathbb{P}(\omega = \omega_r)$ ,  $r \in \{1, \dots, R\}$ 。将对应于  $\omega_r$  的可再生能源发电曲线表示为  $P_{ir}(k)$ 。用  $b_r$  表示与场景  $\omega_r$  相关的随机向量  $b$ 。基于这些步骤,两阶段随机 MILP 可表示为:

$$\begin{cases} \min_{x_1, \dots, x_N} \sum_{i=1}^N c_i^T x_i + \mathbb{E}_\omega [Q(x_1, \dots, x_N, \omega)] \\ \text{s.t. } x_i \in X_i^{MILP}, \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (37)$$

式中:  $x_1, \dots, x_N$  是模拟(事先)控制策略的第一阶段变量;  $Q(x_1, \dots, x_N, \omega)$  是第二阶段问题的最佳值。

$$\begin{cases} Q(x_1, \dots, x_N, \omega) = \min_{\eta_+^{\omega}, \eta_-^{\omega}} \sum_{k=0}^{K-1} (q_+ \eta_{k+}^{\omega} + q_- \eta_{k-}^{\omega}) \\ \text{s.t. } -\eta_{r-}^{\omega} \leq \sum_{i=1}^N A_i x_i - b_{\omega} \leq \eta_{r+}^{\omega} \\ \eta_+^{\omega}, \eta_-^{\omega} \geq 0 \end{cases} \quad (38)$$

式中:  $\eta_+^{\omega}, \eta_-^{\omega} \in \mathbb{R}^K$  是模拟弥补策略(事后)的第二阶段变量,它们在成本中受到惩罚。  $q_+ \geq 0$  与  $q_- \geq 0$  分别表示与能源过剩和短缺相关的成本。因此,问题式(37)中出现的函数  $Q(x_1, \dots, x_N, \omega_r)$  建模了选择  $x_1, \dots, x_N$  当第一阶段变量,并且随机变量为确定的  $\omega_r$  时的能源成本。由于  $\omega$  的分布是离散的,因此:

$$\mathbb{E}_\omega [Q(x_1, \dots, x_N, \omega)] = \sum_{r=1}^R \pi_r Q(x_1, \dots, x_N, \omega_r) \quad (39)$$

由此可以将随机问题式(37)重新表示为等价的确定性问题:

$$\begin{cases} \min_{x_1, \dots, x_N} \sum_{i=1}^N c_i^T x_i + \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{r=1}^R \pi_r (q_+ \eta_{kr+} + q_- \eta_{kr-}) \\ \text{s.t. } -\eta_{r-} \leq \sum_{i=1}^N A_i x_i - b_r \leq \eta_{r+}, \quad r = 1, \dots, R \\ \eta_+, \eta_- \geq 0 \\ x_i \in X_i^{MILP}, \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (40)$$

在问题式(40)中,用  $\eta_{kr+}$  表示与在时间  $k$  和场景  $r$  下的正弥补变量。  $\eta_{r+}$  表示所有  $k$  的  $\eta_{kr+}$  的序列。对于所有  $k$  和  $r$  的  $\eta_{kr+}$  的序列表示为  $\eta_+$ 。类似的符号表示也适用于  $\eta_-$ 。

定义  $\eta \in \mathbb{R}^{2KR}$ ,  $\eta \geq 0$  为  $\eta_+$  和  $\eta_-$  的序列,并定义向量  $d \in \mathbb{R}^{2KR}$ , 使得  $d^T \eta = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{r=1}^R \pi_r (q_+ \eta_{kr+} + q_- \eta_{kr-})$ 。此外,定义  $H_i \in \mathbb{R}^{2KR \times n_i}$  和  $h \in \mathbb{R}^{2KR}$  为:

$$\begin{cases} H_i = \mathbf{1} \otimes [A_i^T \quad -A_i^T]^T = [A_i^T \quad -A_i^T \quad \dots \quad A_i^T \quad -A_i^T]^T \\ h = [b_1^T \quad -b_1^T \quad \dots \quad b_R^T \quad -b_R^T]^T \end{cases} \quad (41)$$

式中:  $\mathbf{1} \in \mathbb{R}^R$  是 1 向量;  $\otimes$  表示 Kronecker 积。因此,问题式(40)相当于:

$$\begin{cases} \min_{x_1, \dots, x_N} \sum_{i=1}^N c_i^T x_i + d^T \eta \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^N H_i x_i - h \leq \eta \\ \eta \geq 0, \quad x_i \in X_i^{MILP}, \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (42)$$

通过定义  $\eta_1, \dots, \eta_N \in \mathbb{R}^{2RK}$  使得  $\sum_{i=1}^N \eta_i = \eta$ , 问题式(42)最终等价于:

$$\begin{cases} \min_{x_1, \dots, x_N, \eta_1, \dots, \eta_N} \sum_{i=1}^N (c_i^T x_i + d^T \eta_i) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^N (H_i x_i - \eta_i) \leq h \\ \eta_i \geq 0, \quad x_i \in X_i^{\text{MILP}}, \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (43)$$

式(42)的任何解都可以通过使用  $\eta = \sum_{i=1}^N \eta_i$  从式(43)的解重构。问题式(43)有一个无界可行集(因为变量  $\eta_i$ ),但它总是有一个最优解,因为  $d^T \eta_i$  在成本中最小化。

### 3 分布式求解算法

提出了一个分布式算法来计算问题式(43)的可行解,并给出收敛分析。

#### 3.1 分布式算法描述

所提出分布式算法基本思路是从问题式(42)的凸松弛的最优解开始计算混合整数解,该最优解通过将  $X_i^{\text{MILP}}$  替换为其凸包  $\text{conv}(X_i^{\text{MILP}})$  而获得。

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^N (c_i^T z_i + d^T \eta_i) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^N (H_i z_i - \eta_i) \leq h \\ \eta_i \geq 0, \quad z_i \in \text{conv}(X_i^{\text{MILP}}), \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (44)$$

式中:  $z_i$  表示混合整数变量  $x_i$  的连续对应。为此,每个代理  $i$  对应一个辅助变量  $y_i^t \in \mathbb{R}^{2RK}$ 。在每次迭代  $t$  处,根据式(45)和式(46)更新向量  $y_i^t$ 。在  $T_f$  次迭代之后,代理根据最后计算的估计值得到暂定的混合整数解。算法 1 给出了详细步骤。

算法 1:

初始化:设置  $T_f$  和  $y_i^0$ , 使  $\sum_{i=1}^N y_i^0 = h$

For  $t = 0, 1, \dots, T_f - 1$

计算式(45)拉格朗日乘子  $u_i^t$ :

$$\begin{cases} \min_{z_i, \eta_i} c_i^T z_i + d^T \eta_i \\ \text{s. t. } \mu_i: H_i z_i \leq y_i^t + \eta_i \\ \eta_i \geq 0, z_i \in \text{conv}(X_i^{\text{MILP}}) \end{cases} \quad (45)$$

接收  $u_i^t$  并更新式(46):

$$y_i^{t+1} = y_i^t + \alpha^t \sum_{j \in N_i} (\mu_j^t - \mu_j^t) \quad (46)$$

返回式(47)最优解  $(x_i^{T_f}, \eta_i^{T_f})$

$$\begin{cases} \min_{x_i, \eta_i} c_i^T x_i + d^T \eta_i \\ \text{s. t. } H_i x_i \leq y_i^{T_f} + \eta_i \\ \eta_i \geq 0, x_i \in X_i^{\text{MILP}} \end{cases} \quad (47)$$

算法 1 前两步中式(45)和式(46)用于计算问题式(20)的最优解,而最后一步式(47)重建混合整数解。问题式(45)是 LP,问题式(47)是 MILP。问题式(45)的拉格朗日乘子可以由每个代理通过对偶次梯度法或对偶割平面法求解<sup>[16]</sup>,而问题式(47)的最优解可以用 MILP 解算器得到。由于更新式(46),每个代理执行的计算量随着  $|N_i|$  的数量线性增长,而与代理的总数  $N$  无关。

所计算的混合整数解总是满足问题式(42)中出现的具有可能高的  $\eta_i$  的耦合约束,即:

$$\sum_{i=1}^N (H_i x_i^{T_f} - \eta_i^{T_f}) \leq \sum_{i=1}^N y_i^{T_f} = h \quad (48)$$

因此,算法可以在任一迭代  $T_f$  处停止,并且所得到的解对于两阶段 MILP 式(42)是可行的。迭代次数越大,计算解的最优性越高,对原始功率平衡约束的预期违反越低。如图 1 所示为所提出的微网协调运行控制策略架构。

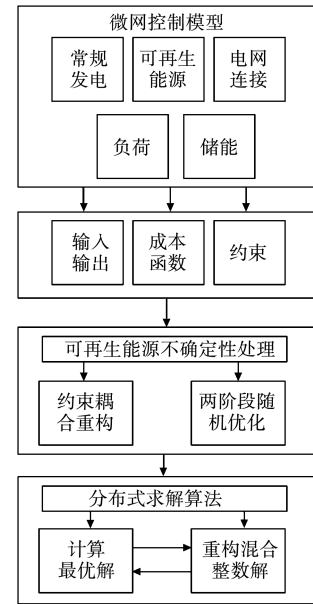


图 1 所提出控制策略架构

Fig. 1 Architecture of the proposed control strategy

#### 3.2 理论结果

在这一小节中,给出了算法 1 的理论结果。分析了渐近计算的混合整数解的最坏情况。考虑问题式(42)中出现的耦合约束  $\sum_{i=1}^N H_i x_i - h \leq \eta$ , 并且

推导出  $\eta$  的上限。

引理 1<sup>[19]</sup>: 设问题式 (20) 可行,  $(\bar{z}_1, \dots, \bar{z}_N, \bar{\eta}_1, \dots, \bar{\eta}_N)$  是其可行集的任意顶点。然后, 存在势  $|I_Z| \geq N - 2RK$  的集合  $I_Z \subseteq \{1, \dots, N\}$ , 使得  $\bar{z}_i \in X_i^{\text{MLP}}, i \in I_Z$ 。

根据引理 1 可知, 算法 1 渐近计算的混合整数解的至少  $N - 2RK$  个块等于式 (20) 中相应的最优解的块。接下来分析式 (45) 和式 (46) 的收敛性。为此, 将问题式 (20) 的最优解表示为  $(z_1^{\text{LP}}, \dots, z_N^{\text{LP}}, \eta_1^{\text{LP}}, \dots, \eta_N^{\text{LP}})$  同时考虑原始主问题向量  $(y_1^{\text{LP}}, \dots, y_N^{\text{LP}})$ , 满足以下条件:

$$H_i z_i^{\text{LP}} - \eta_i^{\text{LP}} \leq y_i^{\text{LP}}, \quad i \in \{1, \dots, N\} \quad (49)$$

$$\sum_{i=1}^N y_i^{\text{LP}} = h \quad (50)$$

引理 2<sup>[18]</sup>: 假设问题式 (20) 可行。考虑由算法 1 中式 (45) 和式 (46) 生成的向量  $\{y'_1, \dots, y'_N\}_{i \geq 0}$ , 其中将  $y_i^0$  初始化, 使得  $\sum_{i=1}^N y_i^0 = h$ 。如下条件成立。

$$1) \sum_{i=1}^N y'_i = h, t \geq 0$$

$$2) \lim_{t \rightarrow \infty} \|y'_i - y_i^{\text{LP}}\| = 0, i \in \{1, \dots, N\}$$

$(x_i^\infty, \eta_i^\infty)$  表示问题式 (47) 的最优解, 即:

$$\begin{cases} \min_{x_i, \eta_i} c_i^T x_i + d^T \eta_i \\ \text{s. t. } H_i x_i \leq y_i^{\text{LP}} + \eta_i \\ \eta_i \geq 0, \quad x_i \in X_i^{\text{MLP}} \end{cases} \quad (51)$$

还定义了  $\ell_i \in \mathbb{R}^{2RK}$  的下界:

$$\begin{cases} \ell_i \triangleq \min_{x_i, \eta_i} H_i x_i - \eta_i \\ \text{s. t. } x_i \in \text{conv}(X_i) \\ 0 \leq \eta_i \leq M \end{cases} \quad (52)$$

其中  $M > 0$  是足够大的数。因此, 对于所有  $y_i$ , 特别是  $\ell_i \leq y_i^{\text{LP}}$ , 都有  $\ell_i \leq y_i$ 。由于对  $x_i$  和  $\eta_i$  的约束是不相交的, 所以可以用  $x_i \in X_i$  替换  $x_i \in \text{conv}(X_i)$  来计算向量  $\ell_i$ 。在下一个引理中, 将形式化违反功率平衡约束的最坏情况。

引理 3<sup>[17]</sup>: 假设问题式 (20) 可行, 考虑由每个代理  $i \in \{1, \dots, N\}$  计算的渐近混合整数解  $(x_i^\infty, \eta_i^\infty)$ 。那么, 违反功率平衡约束的最坏情况是:

$$\sum_{i=1}^N H_i x_i^\infty - h \leq \sum_{i \in I_Z} \eta_i^{\text{LP}} + \sum_{i \notin I_Z} \frac{c_i^T (x_i^{\text{L}} - x_i^\infty) + d^T \eta_i^{\text{L}}}{d^{\text{MIN}}} \quad (53)$$

式中:  $d^{\text{MIN}} = \min_{j \in \{1, \dots, 2RK\}} d_j$ ,  $I_Z$  表示 (满足  $|I_Z| \geq N - 2RK$ ) 的代理集合, 其中  $z_i^{\text{LP}} \in X_i^{\text{MLP}}$  和  $(x_i^{\text{L}}, \eta_i^{\text{L}})$  是问题

式 (30) 的最优解。

由于这个界限是代理的总和, 因此可以使用协商一致方案以分布式方式事后计算。为此, 首先需要通过计算式 (45) 的原解  $z_i^{\text{LP}}$  并检查它是否满足  $z_i^{\text{LP}} \in X_i^{\text{MLP}}$  来检测它们是否属于  $I_Z$ 。然后, 使用  $N \eta_i^{\text{LP}} (z_i^{\text{LP}} \in X_i^{\text{MLP}})$  或  $N((c_i^T (x_i^{\text{L}} - x_i^\infty) + d^T \eta_i^{\text{L}}) / d^{\text{MIN}}) (z_i^{\text{LP}} \notin X_i^{\text{MLP}})$  作为初始条件来运行一致方案。

#### 4 仿真分析

在这一部分中, 通过大量 MATLAB 仿真来验证所提出的方法。为了使仿真接近实际情况, 基于使用 GAN 合成数据生成场景集合。首先给出可再生能源场景生成过程, 然后分析蒙特卡洛模拟结果。最后, 最后展示了一个具体的仿真案例。

##### 4.1 基于 GAN 的场景生成

$b \in \mathbb{R}^K$  是一个取决于可再生能源产生的总能量的随机变量, 其有对应的概率分布。  $b_1, \dots, b_R \in \mathbb{R}^K$  是随机抽取的样本, 为了生成这样的样本, 使用开源历史数据集训练的 GAN。样本是 24 维向量, 包含 24 小时发电量信息, 分辨率为 1 小时。

所使用的神经网络具有 10 维输入, 包括以下层:

- 1) 具有 1 536 个神经元、批归一化和 leaky-ReLU 激活函数的密集层;
- 2) 输入重塑层 (6, 256);
- 3) 具有 128 个输出滤波器、核大小 5、步长 1、批归一化和 leaky-ReLU 激活函数的转置卷积层;
- 4) 具有 64 个输出滤波器、核大小 5、步长 2、批归一化和 leaky-ReLU 激活函数的转置卷积层;
- 5) 具有 1 个输出滤波器、核大小 5、步长 2 和 tanh 激活函数的转置卷积层。

生成器网络输出是一个 24 维向量, 包含可再生能源机组在一天中的每小时发电情况。判别器网络具有 24 维输入, 包括以下层:

- 1) 具有 64 个输出滤波器, 核大小 5, 步长 2, leaky-ReLU 激活函数的卷积层;
- 2) 丢弃层, 速率 0.3;
- 3) 具有 128 个输出滤波器, 核大小 5, 步长 2, leaky-ReLU 激活函数的卷积层;
- 4) 丢弃层, 速率 0.3;
- 5) 输入平坦化层;
- 6) 具有一个输出神经元的密集层。

判别器网络输出为标量, 表示输入数据是真实或者合成的概率。

使用上述神经网络来产生太阳能发电和风力发电的样本, TENSORFLOW 2.4 对网络进行建模, 训练算法为 ADAM。在图 2 中, 展示了由神经网络合成的太阳能和风力发电曲线示例。为了进行比较, 在图 3 中, 给出了从历史数据中提取的发电曲线示例。太阳能发电曲线一般在中午出现最大值。

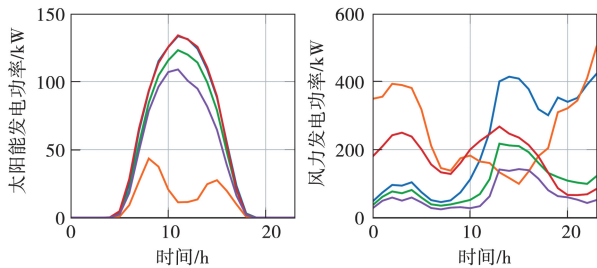


图 2 GAN 生成的 5 个发电曲线示例

Fig. 2 Five examples of power generation profiles generated by GAN

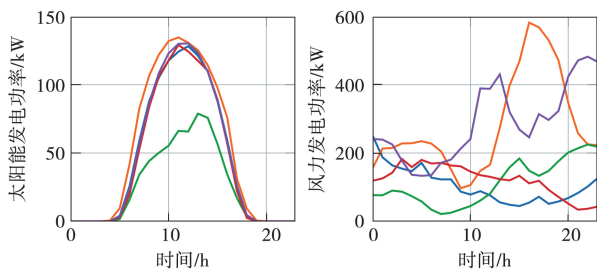


图 3 从历史数据中提取的 5 个发电曲线示例

Fig. 3 Five examples of power generation profiles extracted from historical data

#### 4.2 蒙特卡罗模拟

为了测试所提出的方法, 进行了 100 次蒙特卡罗模拟, 在不同的能源生产场景(即不同  $b$  值)上运行算法 1。

考虑含有如下设备的微网协调控制问题<sup>[13]</sup>: 20 台发电机组, 20 台储能机组, 60 个可控负荷, 20 个关键负荷, 40 台太阳能发电机组, 15 台风力发电机组。每次仿真提取  $R=5$  个场景, 并固定 24 小时的预测范围和 1 小时的采样时间。储能和发电机组的初始条件随机产生。关于负荷分布和电价, 使用了文献[18]中提供的数据, 电价如图 4 所示。然后, 以分段恒定步长执行算法 1, 迭代 500 次。

模拟结果如图 5 和图 6 所示。在图 5 中, 绘制了算法计算混合整数解的代价演化, 突出显示了该算法如何在每次迭代中的代价改善情况, 即迭代执行越多, 代价越小, 解的性能提升越多。

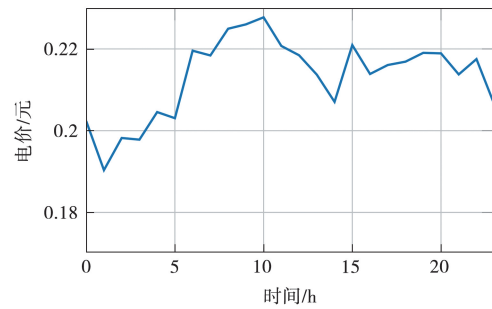


图 4 电价示例

Fig. 4 Example of electricity price

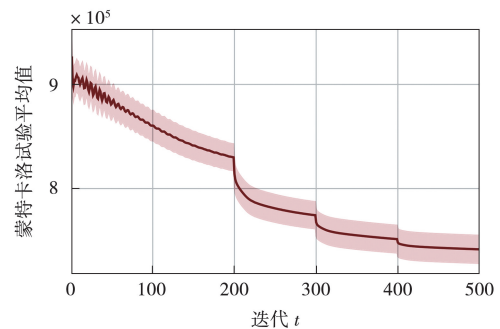


图 5 算法 1 代价演变

Fig. 5 Algorithm 1 cost evolution

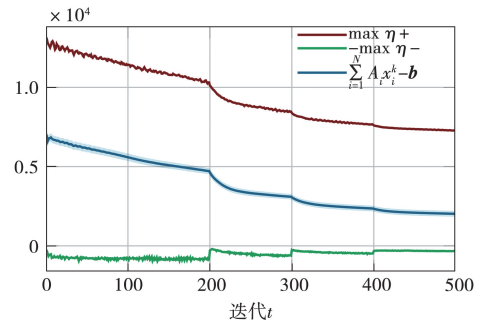


图 6 算法 1 耦合约束值演变

Fig. 6 Evolution of coupling constraint values in algorithm 1

图 5 中的代价主要是为满足每个时间段的电力平衡而必须采取的纠正措施的成本, 即补偿实际电力不平衡的成本。在电力不足或过剩的情况下, 有几种方案可供选择: 不足的电力可以从公用电网购买、储能机组放电、进一步削减可控负荷; 而过剩的电力可以出售给电网、储能机组充电、减少负荷削减量。上述方案的可行性必须得到验证, 因为必须满足削减以及与电池和电网交换电能的约束条件。在实验过程中, 几乎所有的不平衡都是由于电力不足所造成, 而电力不足则需要从电网购买。本

文对上述方案都设定了成本,以考虑失衡所需的代价。在图 6 中,给出了 3.2 节中所述两阶段随机优化中耦合约束(对应于可再生能源的不确定性)演化情况。红线和绿线分别对应于  $\eta_+$  和  $\eta_-$  的理论最大值,蓝线表示实时功率平衡约束值。 $\eta_+$  和  $\eta_-$  分别对应于系统功率不平衡的上下界,从图 6 可看出,在仿真过程中功率平衡总是在上下界之间,而不平衡范围随着算法的推进而减小。

### 4.3 单次模拟结果

给出了算法 1 在单次蒙特卡罗模拟结果。由于在多处处理器平台上运行算法 1,为每个代理分配一个处理器,实现并行计算。对于优化中涉及的每个代理,记录了执行迭代所需的计算时间。图 7 表示每次迭代的计算时间。可以看出,对于所考虑的大规模混合整数问题,所提出算法的每次迭代大约需要 6 s。

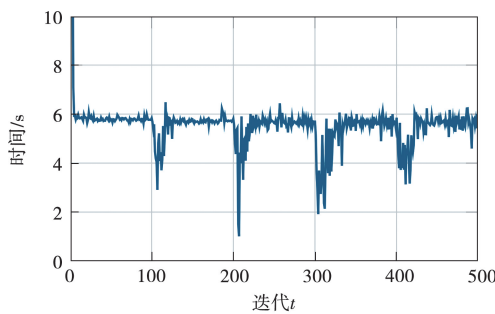


图 7 在单个蒙特卡洛模拟中运行算法 1 时的计算时间

Fig. 7 Calculation time when running algorithm 1 in a single Monte Carlo simulation

在图 8 中,给出了各时段微网总消耗功率和总削减功率,削减功率即为了在可再生能源出现缺口时为了满足功率平衡进行可控负荷的削减。在图 9 中,显示了与储能机组交换的总功率(正值对应储能机组正在充电)和储能功率水平。本文所制定策略要求在可再生能源发电高峰期,储能机组尽可能多地积累能量,然后在可再生能源发电出现缺口或电网电价过高时释能以平衡系统功率。在图 10 中,显示了与上级电网交换的总功率(正值表示从电网购买电力)。在可再生能源发电的高峰期,向上级电网输出电能,以实现收入最大化。在图 11 中,显示了各时段的能源供给构成,包括来自常规发电机组、可再生能源和上级电网的电力份额。

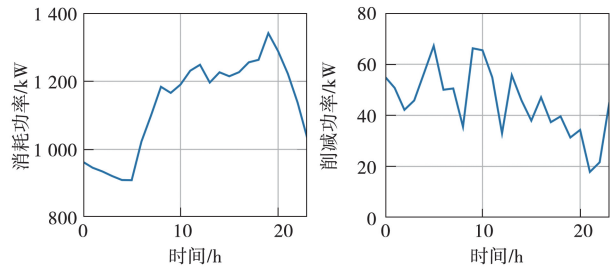


图 8 总消耗功率和削减功率

Fig. 8 Total power consumption and reduced power

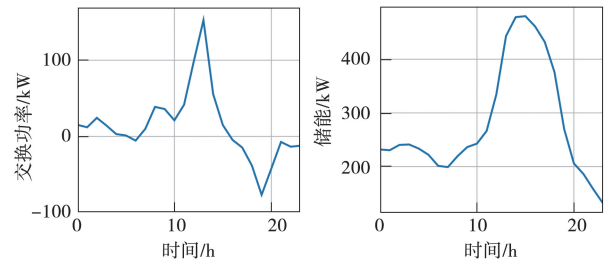


图 9 储能机组交换总功率和总储能功率

Fig. 9 Energy storage unit total exchanges power and total energy storage power

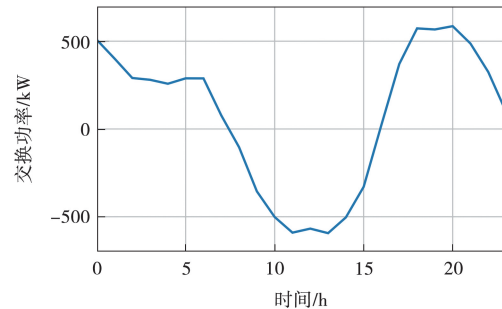


图 10 与电网交换的总功率

Fig. 10 Total power exchanged with the power grid

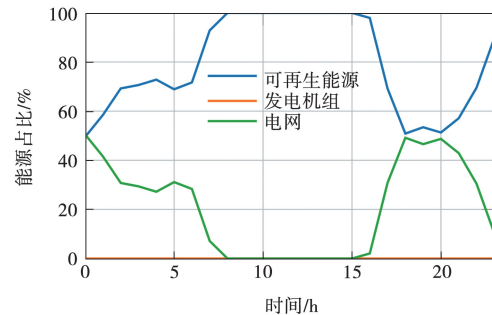


图 11 每个时段来自发电机组、可再生能源和电网的消耗电能的比例

Fig. 11 Proportion of electricity consumption from power generation units, renewable energy, and the power grid during each time period

#### 4.4 与其他方法对比

将所提出的方法与其他3种方法在经济成本和计算时间方面进行了比较,结果如表1所示。动态规划使用分段线性函数近似。模型预测控制使用两步预测数据。所提出方法仅进行5次迭代。当负荷预测较理想时,最优解方法经济表现最好。显然,采用最优解方法的总成本最低,然而其所需要的理想负荷预测实际上不可能实现。除最优解方法外,文中提出的方法的经济性能优于其他方法,该方法的总成本比动态规划法低1.2%,比MPC法低3.6%。与传统方法相比,所提出方法在耦合约束处理方面更接近于最优解方法。在计算时间方面,动态规划方法耗时最短,所提出方法与最优解方法计算时间接近。模拟分辨率为1小时,所提出方法显然满足计算要求。

表1 不同方法下成本和计算时间对比  
Tab. 1 Comparison of cost and calculation time under different methods

方法	运行成本/p. u.	计算时间/s
所提出方法	0.964	48
最优解 <sup>[7]</sup>	0.951	55
动态规划 <sup>[14]</sup>	0.976	18
模型预测控制 <sup>[11]</sup>	1	34

#### 5 结 论

文中考虑了源-网-荷-储侧设备协同的微网控制问题。提出了一种新方法来解决分布式MILP,以应对随机场景。所提出求解算法在每次迭代时提供了两阶段随机问题的一个可行解,同时保留了每个节点的重要数据。随着算法推进,求解成本提高,对功率平衡约束的预期违反情况减少。对于算法提供的渐近解,证明了违反功率平衡约束的上界。然后将所提出的控制方法应用于测试系统。使用开源历史数据,对测试系统能源生产/消费进行了真实模拟。基于这些数据训练了一个生成对抗网络,并使用它来生成样本能量产生/消耗曲线。将生成数据用来进行蒙特卡罗数值实验,显示出所提出方法的有效性。

#### 参 考 文 献

[1] 郑元黎, 龚锦霞, 梅光银, 等. 考虑风光不确定性的微网经济风险博弈模型[J]. 电测与仪表, 2023, 60(3): 107-114.  
ZHENG Yuanli, GONG Jinxia, MEI Guangyin, et al. A

micro grid economic risk game model considering wind and wind uncertainty[J]. *Electric Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(3): 107-114.

[2] 时帅, 刘杰, 米阳, 等. 基于先进绝热压缩空气储能站的电-热综合能源系统优化运行方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(2): 25-33.  
SHI Shuai, LIU Jie, MI Yang, et al. Optimal operation method of electricity-heat integrated energy system with AA-CAES station[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2024, 61(2): 25-33.

[3] 蒋向兵, 汤波, 余光正, 等. 面向新能源就地消纳的园区储能与电价协调优化方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(5): 51-64.  
JIANG Xiangbing, TANG Bo, YU Guangzheng, et al. Coordination and optimization method of energy storage and electricity price in parks for local consumption of new energy[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(5): 51-64.

[4] 李明佳, 郭嘉琪, 马腾, 等. “源-网-荷-储”式异质能流复合供能系统的研究现状及发展趋势[J]. 科学通报, 2023, 68(15): 1941-1958.  
LI Mingjia, GUO Jiaqi, MA Teng, et al. The research status and development trend of the "source network load storage" heterogeneous energy flow composite energy supply system[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2023, 68(15): 1941-1958.

[5] 黄进, 王虎, 黄辰昊, 等. 考虑通道因素的含分布式电源配电网双层协调规划[J]. 电测与仪表, 2024, 61(2): 138-143, 203.  
HUANG Jin, WANG Hu, HUANG Chenhao, et al. Bi-level coordinated planning of distribution network with distributed generation considering channel factor[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2024, 61(2): 138-143, 203.

[6] 林永君, 孟耀兵, 张聪聪, 等. 基于模型预测控制的多微网系统2阶段优化调度[J]. 电力科学与工程, 2023, 39(4): 28-40.  
LIN Yongjun, MENG Yaobing, ZHANG Congcong, et al. Multi microgrid system two-stage optimal dispatching based on model predictive control[J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2023, 39(4): 28-40.

[7] WANG Y, HUANG Y, WANG Y, et al. Energy management of smart micro-grid with response loads and distributed generation considering demand response[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 197: 1069-1083.

[8] AASLID P, KORPÁS M, BELSNES M M, et al. Stochastic optimization of microgrid operation with renewable generation and energy storages[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2022, 13(3): 1481-1491.

[9] ZHAO T, DING Z. Cooperative optimal control of battery

- energy storage system under wind uncertainties in a microgrid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 33(2): 2292-2300.
- [10] UDDIN M, ROMLIE M F, ABDULLAH M F, et al. A novel peak shaving algorithm for islanded microgrid using battery energy storage system[J]. Energy, 2020, 196: 117084-117092.
- [11] WU C, GAO S, LIU Y, et al. A model predictive control approach in microgrid considering multi-uncertainty of electric vehicles[J]. Renewable Energy, 2021, 163: 1385-1396.
- [12] ESPINA E, LLANOS J, BURGOS-MELLADO C, et al. Distributed control strategies for microgrids: An overview[J]. IEEE Access, 2020, 8: 193412-193448.
- [13] HU X, ZHOU H, LIU Z W, et al. Reactive power compensation in microgrids via distributed control strategy[C]//2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). IEEE, 2016: 1635-1640.
- [14] DIEKERHOF M, SCHWARZ S, MARTIN F, et al. Distributed optimization for scheduling electrical demand in complex city districts[J]. IEEE Systems Journal, 2017, 12(4): 3226-3237.
- [15] ASKARZADEH A. A memory-based genetic algorithm for optimization of power generation in a microgrid[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 9(3): 1081-1089.
- [16] FALSONE A, MARCELLOS K, PRANDINI M. A distributed iterative algorithm for multi-agent MILPs: Finite-time feasibility and performance characterization[J]. IEEE Control Systems Letters, 2018, 2(4): 563-568.
- [17] CAMISA A, NOTARNICOLA I, NOTARSTEFANO G. A primal decomposition method with suboptimality bounds for distributed mixed-integer linear programming[C]//2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC), 2018: 3391-3396.
- [18] WIESE F, SCHLECHT I, BUNKE W D, et al. Open power system data-frictionless data for electricity system modelling[J]. Applied Energy, 2019, 236: 401-409.
- [19] ABDELGHANY M B, AL-DURRA A. A coordinated model predictive control of grid-connected energy storage systems[C]//2023 American Control Conference (ACC), 2023: 1862-1867.
- [20] SIMONETTO A, DALLANESE E, PATERNAIN S, et al. Time-varying convex optimization: Time-structured algorithms and applications[J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 108(11): 2032-2048.
- [21] TOBAJAS J, GARCIA-TORRES F, RONCERO-SÁNCHEZ P, et al. Resilience-oriented schedule of microgrids with hybrid energy storage system using model predictive control[J]. Applied Energy, 2022, 306: 118092-118102.

收稿日期: 2023-09-11; 修回日期: 2024-03-26

作者简介:

竺建国(1973—),男,通信作者,政工师,研究方向为电能碳一体化、数字化赋能、新型电力系统构建等新服务、新技术应用。E-mail: zhujianguo2023@163.com

李琪(1974—),男,硕士,高级工程师,研究方向为电能碳一体化、数字化赋能、新型电力系统构建等新服务、新技术应用。

翁秉宇(1984—),男,高级工程师,研究方向为数字化赋能、新型电力系统构建等新服务、新技术应用。

杨建立(1989—),男,高级工程师,研究方向为负责综合能源服务、新型电力系统、能效服务提升、虚拟电厂等。

叶木生(1989—),男,硕士,高级工程师,研究方向为电能碳一体化、数字化赋能、新型电力系统构建等新服务、新技术应用。

谢涌(1990—),男,硕士,高级工程师,研究方向为人工智能、分布式新能源、虚拟电厂。

(编辑 杜景飞)